

IMPLEMENTACIÓN DE UNA METODOLOGÍA PARA AJUSTAR LOS PARÁMETROS DE UNA CARGA ESTOCÁSTICA USANDO EL ALGORITMO EVOLUCIÓN DIFERENCIAL



Christian Andrés Murillo Arbeláez
Jhon Edwin Ocampo Medina

IMPLEMENTACIÓN DE UNA METODOLOGÍA PARA AJUSTAR LOS PARÁMETROS DE UNA CARGA ESTOCÁSTICA USANDO EL ALGORITMO EVOLUCIÓN DIFERENCIAL

Christian Andrés Murillo Arbeláez
Jhon Edwin Ocampo Medina

Trabajo de grado presentado como requisito
parcial para optar al título de
Ingeniero Eléctricista

Pereira, 28 de noviembre de 2019
UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA
Programa de Ingeniería Eléctrica.



IMPLEMENTACIÓN DE UNA METODOLOGÍA
PARA AJUSTAR LOS PARÁMETROS DE UNA
CARGA ESTOCÁSTICA USANDO EL ALGORITMO
EVOLUCIÓN DIFERENCIAL

©Christian Andrés Murillo Arbeláez

Jhon Edwin Ocampo Medina

Director: Jesser James Marulanda Durango

Pereira, 28 de noviembre de 2019

Programa de Ingeniería Eléctrica.

Universidad Tecnológica de Pereira

La Julita. Pereira(Colombia)

TEL: (+57)(6)3137122

www.utp.edu.co

Versión web disponible en: *<http://recursosbiblioteca.utp.edu.co/tesisd/index.html>*

Agradecimientos.

Agradezco a mi familia por ser mi razón de vivir, a mis padres por darme la vida, por estar siempre a mi lado y creer siempre en mí, por siempre darme ese apoyo y esa confianza que fueron fundamentales para poderme formar como profesional, a mi hermano que ha sido un apoyo fundamental en todo y me ha dado tanta motivación para seguir adelante con mis estudios, a mis abuelos por estar siempre tan orgullosos de mí, agradezco también a mis tios, tías, primos y primas por darme tanta motivación, también le agradezco a la Universidad Tecnológica de Pereira, al ingeniero Jesser, al compañero Jhon Edwin y le agradezco a todos los profesores y compañeros que compartieron el conocimiento conmigo y me ayudaron en mi etapa de formación como profesional, de todo corazón muchas gracias a todos, que Dios los bendiga y les de mucha vida y salud a todos y cada uno de ellos.

Christian Andrés Murillo Arbeláez.

A mis padres Jorge Albeiro Zapata y Alba Luz Medina por haberme dado la oportunidad de formarme en la universidad Tecnología de Pereira y haber depositado su confianza en mí. A mi esposa Eliana Montoya por haber sido mi apoyo en todo este tiempo y pilar fundamental para culminar mis estudios como profesional en ingeniería eléctrica. De manera especial a mi director de tesis Jesser James Marulanda, por haberme guiado en este trabajo, haberme ayudado a formar profesionalmente y seguir cultivando mis valores. A la universidad Tecnológica de Pereira por enriquecerme en conocimiento.

Jhon Edwin Ocampo Medina

Resumen.

En este trabajo se estudiará el Algoritmo de Evolución Diferencial (AED) aplicado a un modelo matemático que estudia el comportamiento de una carga estocástica, que en este caso es un horno de arco eléctrico o conocido por sus siglas en inglés EAF (Electric Arc Furnace), el AED sería la herramienta para resolver el problema de ajuste o calibración de los parámetros de los diferentes modelos matemáticos planteados en la literatura, aplicando la técnica de optimización de parámetros y basados en la naturaleza estocástica de la longitud de arco eléctrico, se hallan los parámetros más acertados para modelar el comportamiento de un horno de arco eléctrico real.

Este trabajo consta de un código en el cual el AED es implementado mediante simulación en el software SimulinkTM de MATLAB[®], se aplica a una señal de tensión real de un EAF y mediante un proceso iterativo, el algoritmo encuentra conjuntos de soluciones para cada punto de la señal en este caso se tomaran cuatro puntos de la señal real cada medio ciclo, el programa identifica los puntos donde la señal es creciente y decreciente y toma diferentes valores, de acuerdo a esto el programa calcula el error medio cuadrático entre los valores obtenidos y la señal real y selecciona los que cumplen con un rango de tolerancia especificada, cuando ya obtiene todos estos valores, calcula el promedio de cada uno de los parámetros y entrega un único valor de los parámetros al usuario.

Índice general

1. Introducción.	1
1.1. Planteamiento del problema.	1
1.2. Justificación.	2
1.3. Objetivos.	2
1.3.1. Objetivo General.	2
1.3.2. Objetivos Específicos.	2
1.4. Metodología.	3
1.5. Estado del arte.	3
1.6. Estructura del trabajo de grado.	5
2. Marco Teórico.	7
2.1. Modelo matemático del horno de arco eléctrico.	7
2.1.1. Descripción de la resistencia no lineal variable en el tiempo.	7
2.1.2. Generación de parpadeos por medio de la resistencia no lineal variable en el tiempo.	9
2.1.3. Diagrama de bloques que representa el modelamiento del EAF.	10
2.2. Algoritmo Evolución Diferencial (AED).	14
2.2.1. Inicialización.	14
2.2.2. Mutación.	15
2.2.3. Recombinación o mezcla.	16
2.2.4. Selección.	17
2.2.5. Diagrama de flujo para el Algoritmo Evolución Diferencial.	18
2.3. Técnica de optimización de parámetros.	19
2.3.1. Función objetivo.	20
2.3.2. Método.	21
3. Resultados.	23
4. Conclusiones	29

Capítulo 1

Introducción.

1.1. Planteamiento del problema.

El horno de arco eléctrico (empleado para la fusión de metales y la producción de los mismos) debido a que es una carga no lineal y altamente variable afecta el funcionamiento del sistema eléctrico provocando problemas de calidad de la energía, En respuesta a esto se establecen diferentes modelos matemáticos de arco eléctrico que se aproximan al comportamiento de tensiones y corrientes reales del sistema [1].

Uno de los problemas que acarrea el uso de estos modelos matemáticos es ajustar los parámetros de las ecuaciones que describen la dinámica del sistema, entonces se demanda una metodología de ajuste de parámetros para optimizar el modelo matemático del horno de arco eléctrico (EAF).

Se cuenta con diversas opciones para solventar dicho problema, en este trabajo de investigación formativa se pretende implementar una metodología basada en el algoritmo evolución diferencial (AED) y comparar los resultados obtenidos con otro método propuesto en la literatura, que se acercan al valor esperado, con unos errores de aproximación dentro de rangos de tolerancia bajo.

La validación de la metodología se realiza calculando los errores entre formas de onda simuladas y reales, y a partir de estos una comparación con errores reportados en artículos del tema, dicho sea de paso esto es lo que se pretende en este trabajo de investigación formativa.

1.2. Justificación.

El horno de arco eléctrico es una carga no lineal y altamente variable que origina problemas de calidad de energía, como los flickers que son fluctuaciones de voltaje a baja frecuencia [2] y armónicos de tensión y corriente debido a la no linealidad inherente a la carga.

Se han elaborado modelos matemáticos del horno de arco eléctrico con el fin de efectuar estudios y disminuir las afectaciones que estos tienen en el sistema eléctrico [3], [4], ahora; uno de los grandes problemas que implica la utilización de estos modelos es adecuar los resultados del modelo a los datos observados, mediante la sintonización o el ajuste de los parámetros, para esto se han planteado diferentes metodologías de ajuste, los cuales han presentado errores de aproximación de no más del 5 % en el error medio cuadrático [1].

Es importante conocer otras metodologías de ajuste de parámetros con errores de aproximación bajos, para así conocer sus ventajas y desventajas y tener criterios de selección. Una vez se conocen los parámetros óptimos del modelo es posible realizar estudios de sistemas de compensación que mitiguen las perturbaciones que estos generan al sistema de potencia.

1.3. Objetivos.

1.3.1. Objetivo General.

Implementar en MATLAB[®] una metodología de ajuste de parámetros para un modelo de un EAF basada en el algoritmo evolución diferencial AED.

1.3.2. Objetivos Específicos.

- Estudiar y analizar el algoritmo evolución diferencial.
- Implementar en simulación un modelo de EAF propuesto en la literatura.
- Implementar en MATLAB[®] el algoritmo evolución diferencial.
- Definir e implementar el método de ajuste de los parámetros del modelo usando el AED.
- Validar la metodología propuesta, comparando los errores entre la forma de onda de las tensiones y corrientes simuladas y sus correspondientes señales reales.
- Comparar los resultados de los errores obtenidos con otro método de ajuste de parámetros propuesto en la literatura.

1.4. Metodología.

Se tiene enfoque en las siguientes actividades a realizar:

- Estudiar y analizar el AED para adecuar los parámetros de un modelo matemático de un EAF, basando sus estudios en los artículos e investigaciones propuestos en el estado del arte y otros recursos importantes.
- Implementar en simulación un modelo de EAF propuesto en la literatura mediante el software MATLAB[®]. Analizando más a fondo el estudio y su impacto en el diseño del modelo de EAF.
- Implementar en MATLAB[®] el AED para adecuar los parámetros de un modelo matemático de un EAF.
- Definir e implementar el método de ajuste de los parámetros del modelo usando el AED para el modelo de EAF mediante el uso de MATLAB[®]/Simulink[™], garantizando una eficiencia bastante buena para el estudio del fenómeno de arco eléctrico a partir de su modelado.
- Efectuada la actividad anterior validar la metodología propuesta, comparando los errores entre la forma de onda de las tensiones y corrientes simuladas y sus correspondientes señales reales, verificando eficiencia y optimización a la hora de ajustar dichos parámetros del modelado.
- A partir de la actividad anterior comparar los resultados de los errores obtenidos con otro método de ajuste de parámetros propuesto en la literatura.

1.5. Estado del arte.

En [5]. se propone una nueva técnica de optimización multiobjetiva para la estimación de los parámetros del horno de arco eléctrico para predecir las formas de onda de voltaje y corriente y evaluar el rendimiento del horno bajo diversas condiciones. La técnica de optimización multiobjetivo minimiza el error de tensión de extinción y el error de resistencia del arco simultáneamente para mejorar el rendimiento del modelo de arco eléctrico. El modelo de optimización propuesto emplea un algoritmo genético y la variación estocástica de la longitud del arco para estimar los parámetros de un modelo de resistencia variable en el tiempo, no lineal del horno de arco eléctrico mediante el uso de datos de corriente y voltaje reales. Los datos se han obtenido de una planta de acero en Arabia Saudita. El estudio se realizó en la Universidad de Hafr al Batin, Hafr al Batin, Arabia Saudita.

En [2], se propone una metodología usando regresión bayesiana lineal para calibrar los parámetros k_1 , k_2 y k_3 del modelo del horno de arco, Regresión de Tikhonov aplicada al ajuste de los parámetros k_1 , k_2 y k_3 del modelo del horno de arco eléctrico, inversión de redes neuronales feedforward, regresión multidimensional basado en máquinas de soporte vectorial, aplicada al ajuste de los parámetros A , B , y C del modelo del horno de arco eléctrico. Muestra el procedimiento de calibración de los parámetros a partir de diferentes enfoques, validó los resultados obtenidos simulando el modelo con los parámetros estimados para luego comparar estos con mediciones reales, se utilizó un medidor de flicker para determinar la sensación instantánea de flicker de las fluctuaciones presentes en las formas de ondas reales y simuladas de las corrientes del arco eléctrico. Los resultados obtenidos de las salidas del modelo de horno de arco eléctrico comparados con la señal del horno de arco real, permitieron inducir que el modelo utilizado evidencia el comportamiento real del horno y ratifica su inserción en los problemas de calidad de energía, la utilización de la regresión Bayesiana y la regularización de Tikhonov entrega resultados aproximados a las mediciones reales.

En [6]., se propone una novedosa técnica de optimización de dos pasos para identificar los parámetros del horno de arco eléctrico teniendo en cuenta la naturaleza estocástica de la longitud del arco. El método propuesto se basa en un algoritmo genético (GA) que adopta las formas de onda de voltaje y corriente de arco para estimar los parámetros del modelo de variación de tiempo, no lineal de un horno de arco eléctrico. Los resultados de la simulación se comparan con los datos obtenidos de dos plantas reales de hornos de arco. Las plantas de horno de arco están ubicadas en Tabriz, Irán y en el norte de Italia, el estudio fue realizado en la Universidad de Tecnología, Tehran, Irán.

Usando redes neuronales, se ajustaron los parámetros del modelo como se muestra en [4], un procedimiento para calibrar todos los parámetros de un modelo de horno de arco eléctrico de corriente alterna, dadas mediciones reales de tensiones y corrientes. Emplean redes neuronales multicapa junto al algoritmo BACKPROPAGATION, adicionalmente, se describe el problema inverso y el método LATIN HYPERCUBE para el muestreo de datos. En el cual se debía tener cuidado con la respectiva configuración de la red causado por la fuerte dependencia de esta con los errores calculados de las tensiones y corrientes de arco eléctrico, llegando a ser hasta de un 4.1 % de valor eficaz de tensiones y corrientes respecto a las señales reales.

En [3], se propone un nuevo modelo de dominio de tiempo eléctrico que se desarrolla sobre la base de la conservación de la energía, que consiste en una ecuación matemática formulada a partir de consideraciones de los procesos físicos del arco, y luego se utiliza el algoritmo de evolución diferencial (AED) para estimar los parámetros del modelo. Mediante el uso de los datos reales. Finalmente, el modelo propuesto se implementa en el entorno SimulinkTM de MATLAB[®]. Los resultados de la simulación están cerca de la tensión y corriente de las mediciones tomadas de una planta de fabricación de acero. Por lo tanto, el modelo propuesto

es validado.

En [1] la técnica que se propone para estimar los parámetros del EAF es el algoritmo AED; un algoritmo óptimo de búsqueda continua, el cual viene expuesto en el capítulo 3 de [1], desde su inicialización, hasta su selección, donde se busca ajustar los parámetros del modelo hasta optimizarlo calculando sus parámetros a partir de las redes neuronales para modelar el EAF. Para la calibración de los parámetros se emplearon datos reales de campo del horno y determinaron las señales simuladas de voltaje y corriente del horno de arco eléctrico.

En [7] se presenta un modelo de horno de arco que consiste en una resistencia no lineal y variable en el tiempo, realizado por el Programa de transitorios alternativos (ATP): se muestra que el modelo es apropiado para la investigación de parpadeo en redes eléctricas que suministran hornos de arco, constituyendo una alternativa válida al modelado de arco lineal realizado por modulación de amplitud de generadores de voltaje. Se presenta una resistencia de arco variable en el tiempo, las características dinámicas de tensión-corriente del horno de arco eléctrico, las formas de onda de arco de voltaje y corriente y las curvas características de un horno de arco, todas obtenidas por simulación ATP, en referencia a los parámetros del circuito tomados de una planta real y a una ley sinusoidal para la variación del tiempo de la longitud de arco. Se realiza una simulación ATP de medidor de parpadeo para derivar valores de variación de tensión equivalentes de acuerdo con las mediciones de parpadeo reales.

1.6. Estructura del trabajo de grado.

Este proyecto está estructurado de la siguiente manera:

En el capítulo 2 primero se hace una referencia al modelo matemático del horno de arco eléctrico, luego se presenta el algoritmo de evolución diferencial y por último en este mismo capítulo se presenta la técnica de optimización de los parámetros, en el capítulo 3 se muestran los resultados de la simulación en SimulinkTM de MATLAB[®] y en el capítulo 4 se muestran las conclusiones, recomendaciones y disposiciones finales del trabajo.

Capítulo 2

Marco Teórico.

2.1. Modelo matemático del horno de arco eléctrico.

2.1.1. Descripción de la resistencia no lineal variable en el tiempo.

Se describe un modelo matemático propuesto por [7], el cual permite la realización de una resistencia controlada que puede ser utilizada para la simulación de la planta de horno de arco eléctrica del sistema eléctrico de potencia de la figura 2.1.

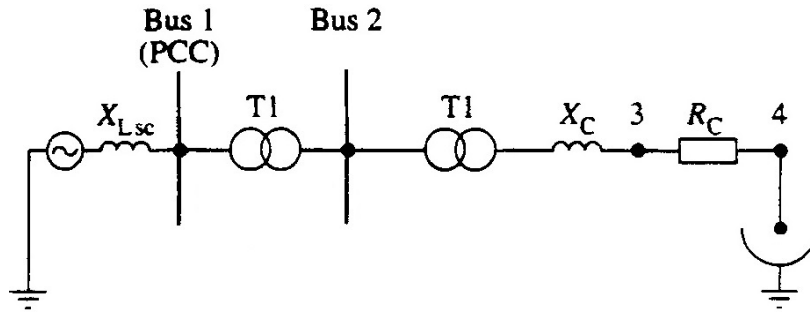
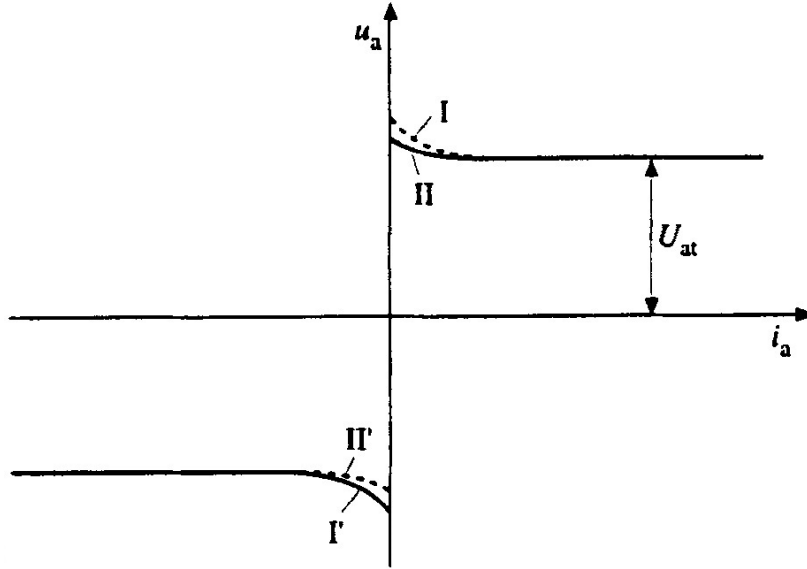


Figura 2.1: Esquema de la planta eléctrica de referencia (PCC: Punto de acoplamiento común)

Los valores de la resistencia controlada son determinados por una variable derivada del análisis de transitorios.

En la figura 2.2 se puede observar la característica teórica de tensión-corriente del arco eléctrico.

U_{at} es la caída de tensión en un arco eléctrico con longitud fija para valores de corriente muy altos ó dicho simplemente es la tensión umbral del arco eléctrico.



El procedimiento a seguir para realizar la simulación de la resistencia no lineal es el siguiente.

En la figura 2.1 se observa que la carga es la resistencia no lineal, se nombra también la resistencia de carga R_c .

Primero se determina la corriente del circuito, luego se determina su respectiva derivada y se evalúa la caída de tensión en R_c .

El siguiente paso es determinar en que parte de la curva característica de tensión-corriente está involucrada en el tiempo t_i , es decir en que región de la grafica de la figura 2.2 se encuentra, si es en la región I, ó II, ó si es en la región I', ó II'.

El punto de operación se obtiene cuando ya se conoce una expresión analítica de la característica tensión-corriente.

Una descripción acertada de la característica del arco eléctrico (ver Figura 2.2) es la que proporciona la relación de la ecuación 2.1.

$$U_a = U_{at} + \frac{C}{D + I_a} \quad (2.1)$$

En la ecuación 2.1 tenemos que la tensión del arco es U_a en Voltios [V].

I_a es la corriente del arco esta dada en Amperios [A].

C y D , son dos constantes, sus unidades estan dadas en Wattios [W] y en Amperios [A] respectivamente, y cuyos valores (C_I , D_I y C_{II} , D_{II}) determinan la diferencia entre el aumento y la disminución de las partes actuales de la característica tensión-corriente.

Esta ecuación se escribe para I_a mayor a 0, pero también es válida para I_a menor a 0, de hecho, la condición I_a igual a 0 proporciona los valores de tensión de arco eléctrico (U_s - electric arc strike voltage) representado por la ecuación 2.2 y de tensión de extinción (U_e - extinction voltage) representado por la ecuación 2.3.

$$U_s = U_{at} + \frac{C_I}{D_I} \quad (2.2)$$

$$U_e = U_{at} + \frac{C_{II}}{D_{II}} \quad (2.3)$$

Los pasos para el modelamiento de la resistencia no lineal son los siguientes:

- Se debe determinar primero la corriente de arco y su respectiva derivada.
- Se debe determinar la tensión de arco mediante la ecuación 2.1.
- $R_{a\,eq\,i} = U_{a\,i} / I_{a\,i}$. Es el valor de resistencia equivalente y es asignado para la carga de la figura 2.1.

2.1.2. Generación de parpadeos por medio de la resistencia no lineal variable en el tiempo.

Para poder simular y generar flickers o parpadeos la resistencia no lineal mencionada anteriormente debe sufrir variaciones en el tiempo, debido a esto la longitud de arco cambia varias veces durante el ciclo de trabajo.

Con referencia a la figura 2.2 y explotando las dependencias de la longitud de arco en el tiempo se puede realizar lo anterior y se puede escribir la ecuación 2.4.

$$U_{at} = A + B l_a \quad (2.4)$$

l_a es la longitud de arco, está dada en centímetros [cm].

A es una constante que representa la suma de las caídas de tensión del ánodo y del cátodo, está dada en voltios [V].

B representa la caída de tensión por unidad de longitud, que en este caso sería voltios por centímetro [V/cm].

El cálculo del factor de distorsión se define en la ecuación 2.5.

$$U_{THD} = \frac{\sqrt{\sum A_f^2}}{A_{50}} \quad (2.5)$$

2.1.3. Diagrama de bloques que representa el modelamiento del EAF.

En la figura 2.3 se puede ver el diagrama de bloques implementado mediante simulación en SimulinkTM de MATLAB[®].

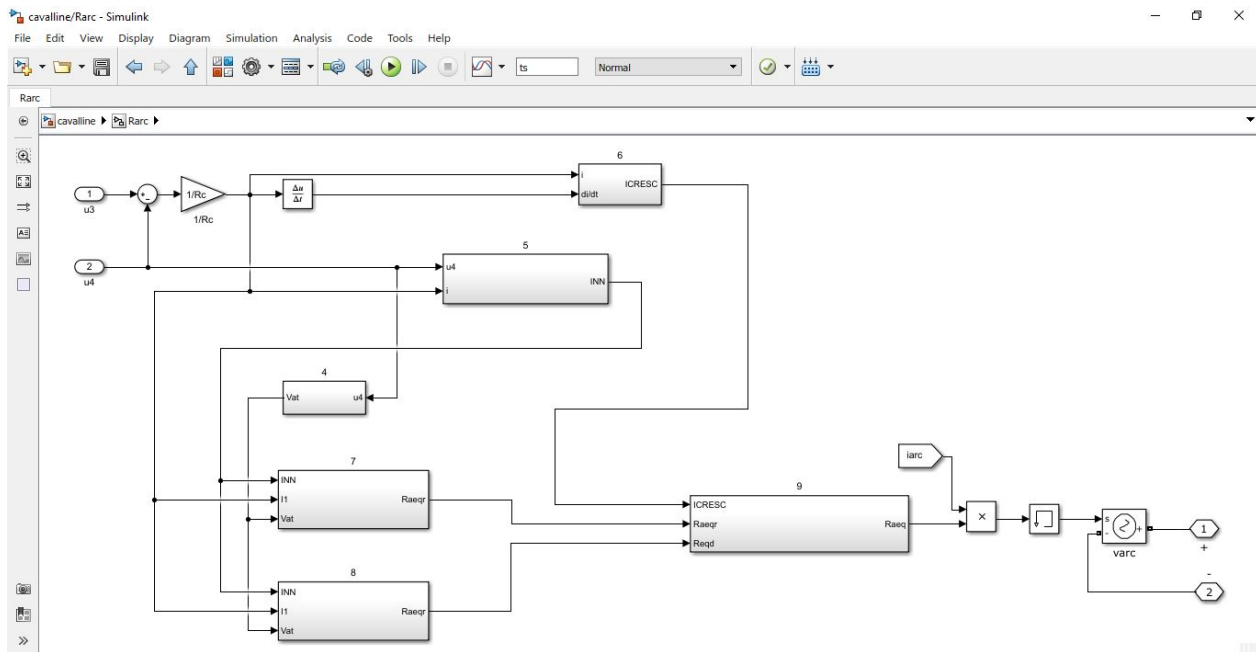


Figura 2.3: Diagrama de bloques que representa el modelamiento del EAF mediante el modelo matemático de [7] implementado en SimulinkTM de MATLAB[®].

Los diagramas de bloques correspondientes a los bloques 4, 5, 6, 7, 8 y 9 de la figura 2.3, se pueden ver en las figuras 2.4, 2.5, 2.6, 2.7, 2.8 y 2.9 respectivamente.

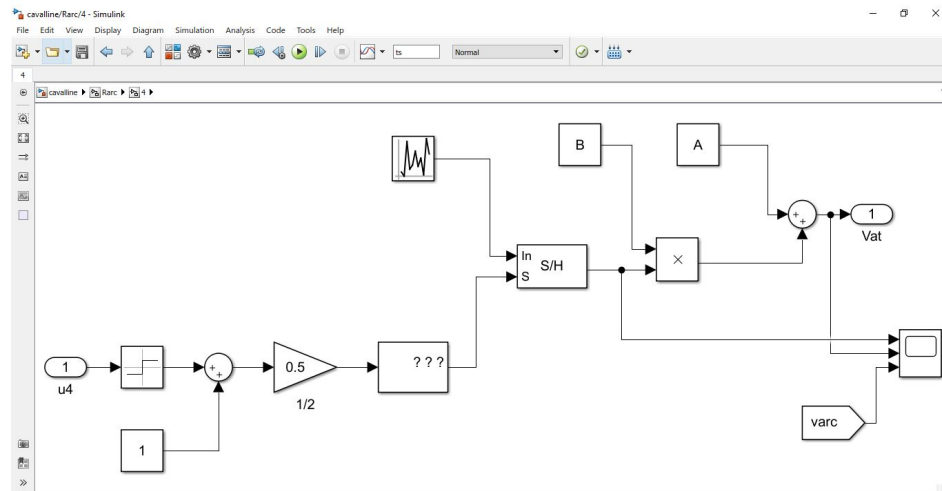


Figura 2.4: Diagrama de bloques resultante del bloque 4 de la figura 2.3.

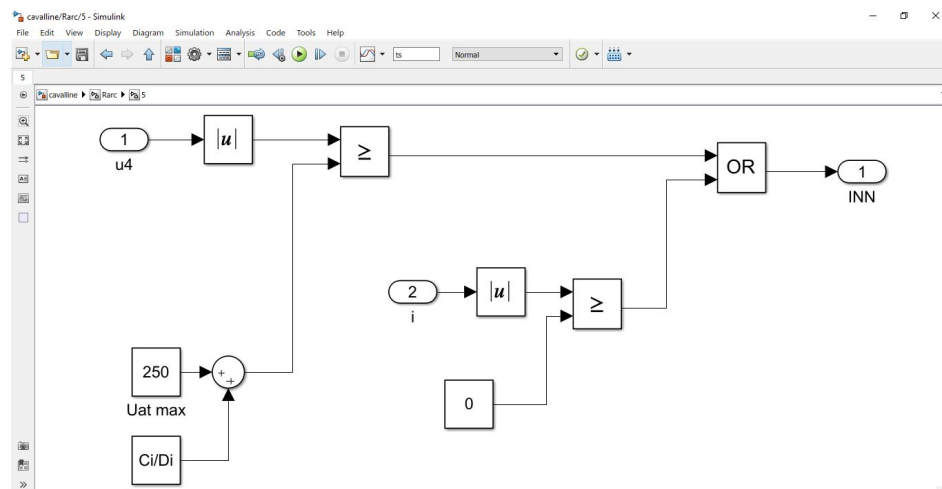


Figura 2.5: Diagrama de bloques resultante del bloque 5 de la figura 2.3. .

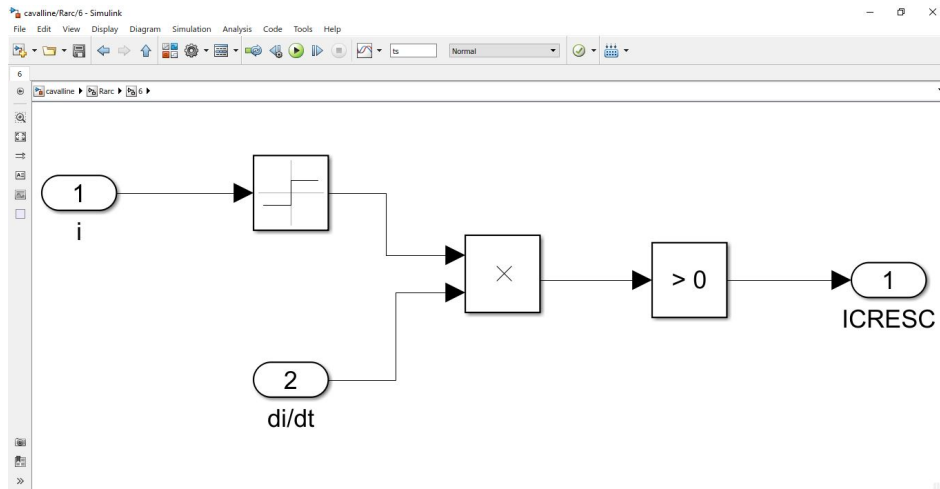


Figura 2.6: Diagrama de bloques resultante del bloque 6 de la figura 2.3. .

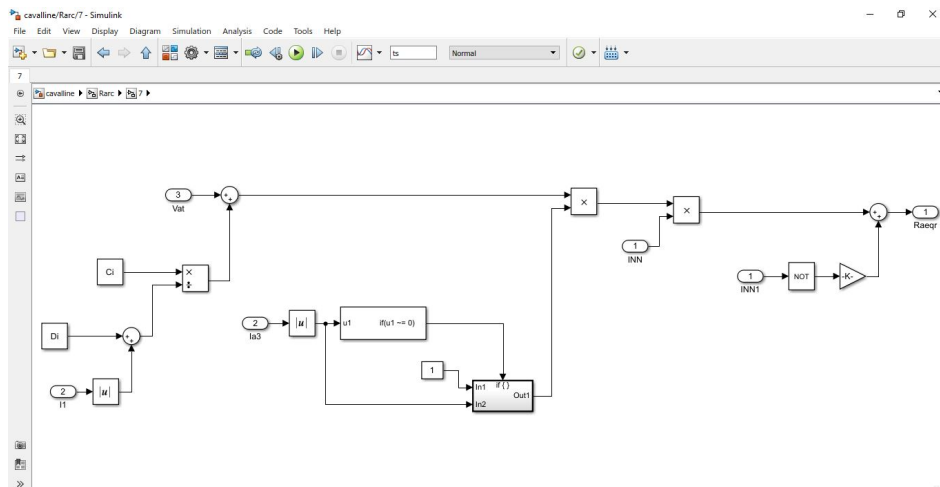


Figura 2.7: Diagrama de bloques resultante del bloque 7 de la figura 2.3. .

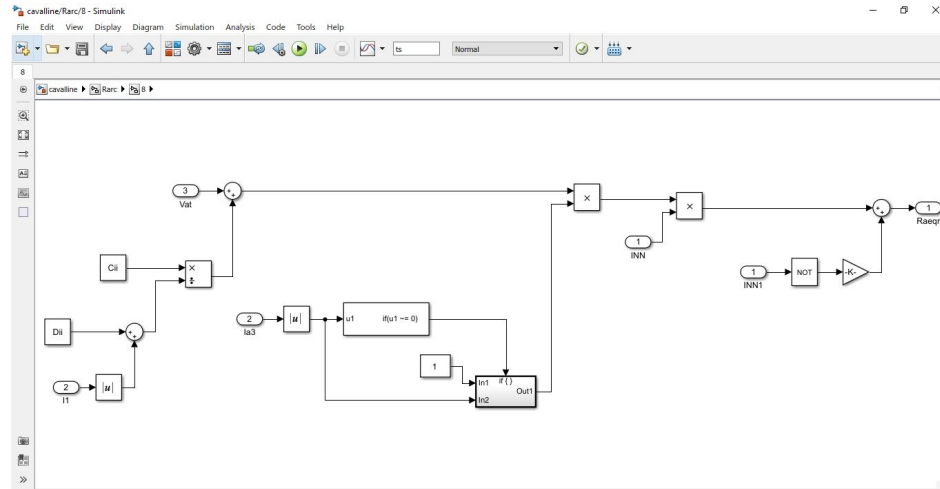


Figura 2.8: Diagrama de bloques resultante del bloque 8 de la figura 2.3. .

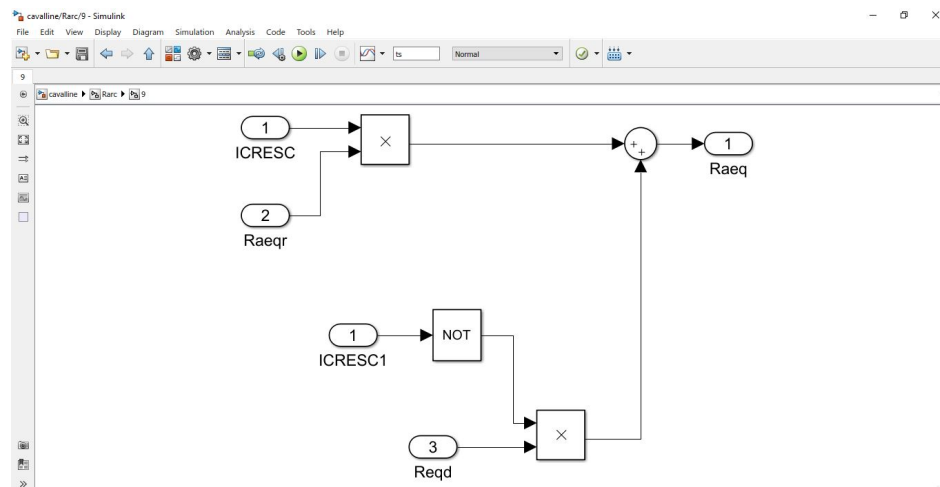


Figura 2.9: Diagrama de bloques resultante del bloque 9 de la figura 2.3. .

2.2. Algoritmo Evolución Diferencial (AED).

2.2.1. Inicialización.

Vectores padres.

Se definen los vectores padres de $(A, B, C_a, C_b, D_a, D_b, l)$, se denominan así porque en estos se centrará la búsqueda continua y entre los cuales se encuentra la mejor solución para el modelo matemático, son vectores uniformes de igual tamaño para cada parámetro.

NP es la variable que definirá el número de poblaciones de parámetros y el tamaño de los vectores padres.

$$\begin{aligned}
 A_{padre} &= (A_1, A_2, \dots, A_{NP}) \\
 B_{padre} &= (B_1, B_2, \dots, B_{NP}) \\
 C_{apadre} &= (C_{a1}, C_{a2}, \dots, C_{aNP}) \\
 C_{bpadre} &= (C_{b1}, C_{b2}, \dots, C_{bNP}) \\
 D_{apadre} &= (D_{a1}, D_{a2}, \dots, D_{aNP}) \\
 D_{bpadre} &= (D_{b1}, D_{b2}, \dots, D_{bNP}) \\
 l_{padre} &= (l_1, l_2, \dots, l_{NP})
 \end{aligned} \tag{2.6}$$

Matriz X^0 (generación $G = 0$).

Esta matriz se denomina la matriz de primera generación o generación cero de las poblaciones de búsqueda y selección de parámetros para el modelo.

Se define la matriz padre que está compuesta por los vectores padres de todos los parámetros organizados de forma que cada columna de la matriz padre representa un vector padre, esta matriz tiene un tamaño de $NP \times n$.

n es el número de parámetros que se deben calibrar para el modelo.

La variable G contabiliza el número de generaciones de poblaciones debido a que el algoritmo puede generar un número indeterminado de poblaciones.

$$X_{padre} = \begin{bmatrix} A_1 & B_1 & C_{a1} & C_{b1} & D_{a1} & D_{b1} & l_1 \\ A_2 & B_2 & C_{a2} & C_{b2} & D_{a2} & D_{b2} & l_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_{NP} & B_{NP} & C_{aNP} & C_{bNP} & D_{aNP} & D_{bNP} & l_{NP} \end{bmatrix} \tag{2.7}$$

La matriz X^0 o matriz generación $G = 0$ se crea a partir de la distribución aleatoria y uniforme de los componentes de los vectores padres.

$$X^0 = \begin{bmatrix} A_h & B_h & C_{ah} & C_{bh} & D_{ah} & D_{bh} & l_h \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_h & B_h & C_{ah} & C_{bh} & D_{ah} & D_{bh} & l_h \end{bmatrix}_{NP \times n} \quad (2.8)$$

donde:

$$h = randperm(NP) \quad (2.9)$$

En MATLAB[®] la función $randperm(NP)$ permite obtener un número aleatorio e irrepitable entre 1 y NP para cada componente de los vectores padres, de esta manera se desordenan las posiciones en cada vector columna de la matriz.

Esta matriz se compone de NP vectores filas con n componentes, estos vectores se denominan individuos, cada uno de estos vectores representa una posible solución para el modelo matemático.

$$x_m^0 = (A_h, B_h, C_{ah}, C_{bh}, D_{ah}, D_{bh}, l_h) \quad (2.10)$$

m es la variable contadora de filas de la matriz y va desde 1 hasta NP .

x_m^0 es el individuo m de la matriz.

2.2.2. Mutación.

La operación de mutación se hace para crear individuos mutantes de la matriz X^0 y a partir de esta se empieza a obtener la nueva población X^{G+1} .

En la ecuación 2.11 se tienen las siguientes alternativas para operaciones de mutación:

$$\begin{aligned} V_m^{G+1} &= x_a^0 + F(x_b^0 - x_c^0) \\ V_m^{G+1} &= x_{mejor}^0 + F(x_a^0 - x_b^0) \\ V_m^{G+1} &= x_a^0 + F(x_b^0 - x_c^0) + F(x_d^0 - x_e^0) \\ V_m^{G+1} &= x_{mejor}^0 + F(x_a^0 - x_b^0) + F(x_c^0 - x_d^0) \\ V_m^{G+1} &= x_m^0 + F(x_{mejor}^0 - x_m^0) + F(x_a^0 - x_b^0) \end{aligned} \quad (2.11)$$

V_m^{G+1} es el individuo mutante m de la población X^{G+1} .

x_a^0, x_b^0, x_c^0 , son individuos seleccionados de manera aleatoria de X^0 .

x_{mejor}^0 es el mejor individuo de X^0 .

F es la constante de escalamiento y se encuentra en un rango entre 0 y 1.2, Esta constante amplifica el escalamiento del vector diferencial que resulte de $(x_a^0 - x_b^0)$.

Para saber cual es la mejor operación de mutación se deben probar todas y cada una de ellas de tal manera que la que arroje los mejores resultados sera la óptima.

$$V_m^{G+1} = x_a^0 + F(x_b^0 - x_c^0) \quad (2.12)$$

En la ecuación 2.13 se definen los individuos mutantes de X^{G+1} .

$$V_m^{G+1} = (A_m, B_m, C_{am}, C_{bm}, D_{am}, D_{bm}, l_m) \quad (2.13)$$

Cuando se hace la operación se generan NP individuos mutados y deben estar entre los límites que se establecieron para los vectores padres desde la inicialización y no se deben sobrapasar por ninguna razón.

$$\begin{array}{ll} \text{Si} & V_{m,j}^{G+1} \geq x_{max,j}^0 \quad \text{ó} \quad V_{m,j}^{G+1} \leq x_{min,j}^0 \\ \text{Entonces} & V_{m,j}^{G+1} = x_{max,j}^0 \quad \text{ó} \quad V_{m,j}^{G+1} = x_{min,j}^0 \end{array} \quad (2.14)$$

j es la variable que lleva el conteo de los componentes del vector V_m^{G+1} .

X_{max}^0 y X_{min}^0 son los valores maximos y minimos de X^0 respectivamente.

Al hacer la mutación de los individuos de X^0 se expande el espacio de búsqueda para los parámetros dentro de los límites establecidos en la inicialización.

2.2.3. Recombinación o mezcla.

La recombinación o mezcla consta de combinar los vectores padres con los individuos mutados mediante una operación de mezcla, de ahí resulta un vector llamado individuo de prueba y cuenta con componentes de los vectores padres y de los individuos mutados aleatoriamente, dicha operación de mezcla se muestra en la ecuación 2.15.

$$u_{m,j}^{G+1} = \begin{cases} V_{m,j}^{G+1}; & \text{si } rand(j) \leq CR \\ x_{m,j}^0; & \text{de lo contrario} \end{cases} \quad \text{ó} \quad j = rand_j \quad (2.15)$$

$u_{m,j}^{G+1}$ es el individuo de prueba m de la población X^{G+1} , es un vector con n componentes y se contabilizan con la variable j que va desde 1 hasta n .

CR es la constante de mezcla es un valor entre 0 y 1 y define la probabilidad de elección.

$rand(j)$ es una función de MATLAB[®] que entrega un número aleatorio entre 0 y 1.

$rand_j$ es una función que entregara un número aleatorio entre 1 y n .

$$rand_j = floor((rand \times n) + 1) \quad (2.16)$$

$floor$ es una función que se encarga de redondear sin decimales el resultado de la operación $((rand \times n) + 1)$.

2.2.4. Selección.

La población X^{G+1} se define completamente una vez se hallan desarrollado la recombinación de parámetros y se tenga la posibilidad de realizar la elección del mejor individuo entre u_m^{G+1} y x_m^0 . El procedimiento para realizar esta elección se denomina operación de selección.

$$x_m^{G+1} = \begin{cases} u_m^{G+1}; & \text{si } E(u_m^{G+1}) \leq E(x_m^0) \\ x_m^0; & \text{de lo contrario} \end{cases} \quad (2.17)$$

dónde x_m^{G+1} es el individuo m de la población de nuevas soluciones X^{G+1} .

$E(x_m^{G+1})$ es la medida de error de los parámetros de u_m^{G+1} .

$E(x_m^0)$ es la medida de error de los parámetros de x_m^0 .

El error E se mide de acuerdo con la siguiente función objetivo descrita en la ecuación 2.18.

$$\min E = \frac{1}{l} \sum_{h=1}^l \left[\frac{Y_h - y_h}{Y_h} \right]^2 \quad (2.18)$$

dónde Y_h son los resultados reales de voltaje y corriente en función del tiempo del arco eléctrico, es decir que $Y_h = V_{h\text{real}}$ o $Y_h = I_{h\text{real}}$.

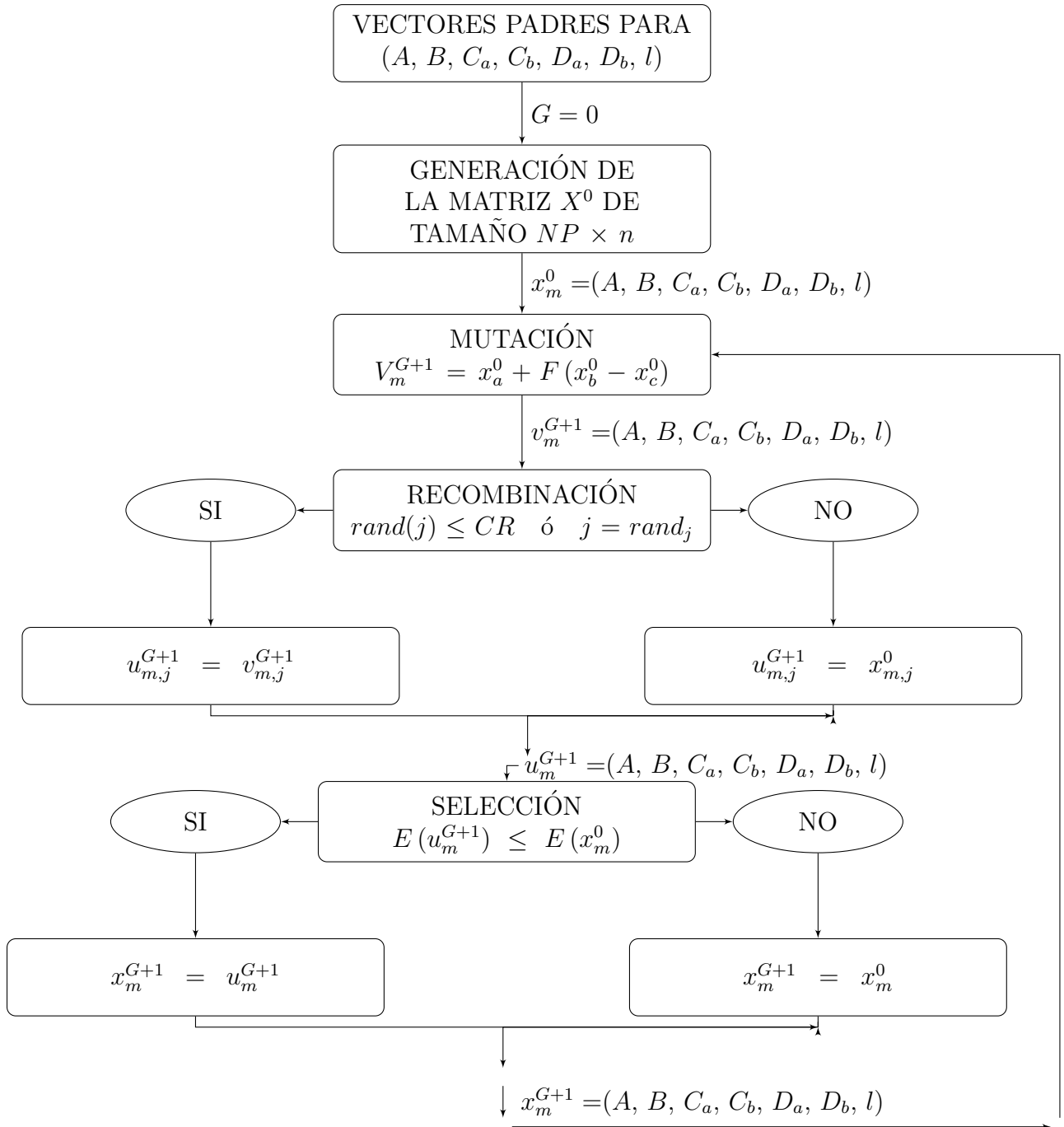
y_h son los resultados obtenidos en el entorno SimulinkTM de MATLAB[®] de voltaje y corriente en función del tiempo del arco eléctrico.

l es la capacidad de muestras para la medida del error E .

h es la variable contadora para cada muestra ($h = 1, 2, \dots, l$).

La operación de selección tiene como función elegir un individuo entre el individuo de prueba y el individuo padre, determinado en cada uno quien tiene mejor aptitud en el modelo, es decir que individuo tiene menor error con respecto a los resultados reales.

2.2.5. Diagrama de flujo para el Algoritmo Evolución Diferencial.



2.3. Técnica de optimización de parámetros.

La técnica de optimización de parámetros aplicada a un horno de arco eléctrico consta de un modelo matemático de horno de arco no lineal y variante en el tiempo que se puede describir por una ecuación característica que relaciona corriente y voltaje de la siguiente manera:

$$V_a = V_{at}(l) + \frac{C}{D + I_a} \quad (2.19)$$

Donde V_a es el voltaje de arco.

I_a es la corriente del arco.

V_{at} es el voltaje umbral al que tiende cuando se aumenta la corriente del arco.

l es la longitud del arco.

Por otra parte las constantes C y D son dependientes de la derivada de la corriente y son muy diferentes en las partes donde aumenta la corriente en la característica V-I (C_a y D_a) y en las partes donde disminuye (C_b y D_b).

Teniendo en cuenta la variación de la longitud del arco y de acuerdo a la no linealidad de la característica del arco la ecuación se puede escribir como se muestra en la ecuación 2.20.

$$V_{at}(l) = A + B l \quad (2.20)$$

Donde la constante A representa la caída de tensión entre el ánodo y cátodo de los terminales del horno.

La constante B representa el voltaje por unidad de longitud en todo el arco eléctrico del horno.

Debido a la rápida variación de la corriente del arco durante el proceso de fusión en el arco, se ve afectada también la longitud del arco que también varía y resulta muy complicado tener una representación precisa de este fenómeno y por eso se han tenido que hacer estudios desde varios enfoques diferentes empezando por el enfoque determinista y pasando también por el enfoque estocástico.

El enfoque determinista se toma como una representación sinusoidal de la longitud del arco, aunque este enfoque resulta idóneo para una simulación por computadora, no representa realmente el comportamiento de este fenómeno en la vida real.

El enfoque estocástico esta dado con el concepto de que la longitud del arco varía de forma aleatoria, y para cálculos más realistas que es lo que deseamos, se considera que la longitud del arco varía estocásticamente como se observa en la figura 2.10.

La variación de tiempo de la longitud de arco está dada por la ecuación 2.21.

$$l(t) = l_0 - r(t) \quad (2.21)$$

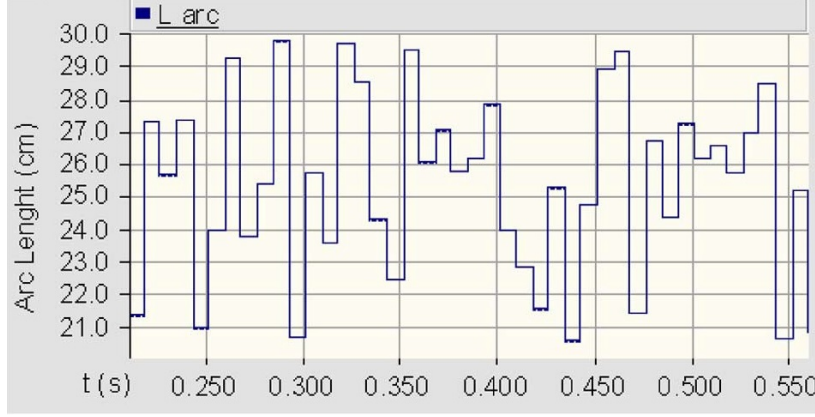


Figura 2.10: Naturaleza estocástica de la longitud de arco.

Donde l_o es la longitud del arco de referencia.

$r(t)$ es una señal de ruido blanco que está entre las frecuencias de 5 a 20 Hz y su amplitud varia hasta la desviación máxima de la longitud de arco máxima.

2.3.1. Función objetivo.

Lo que se pretende es estimar e identificar los parámetros del modelo de horno de arco no lineal variable en el tiempo que pertenecen a un espacio solución Ω que minimiza el error global entre las V_{meas} medidas y las muestras de voltaje de V_{est} estimadas.

$$\begin{cases} \lambda = \{A, B, C_a, C_b, D_a, D_b, l_o, r\} \\ \min_{\lambda \in \Omega} f(\lambda) \\ f(\lambda) = OF(V_{est}, V_{meas}.) \end{cases} \quad (2.22)$$

Este problema es considerado como un problema de minimización sin restricciones.

La función objetivo lo que busca es calcular el valor medio para la suma de errores al cuadrado entre los voltajes V_{est} y V_{meas} que son el valor estimado y el valor medido de tensión del horno de arco eléctrico respectivamente, relacionados con la muestra de corriente de arco.

N es el número de muestras por medio ciclo.

$$OF = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (V_{est_i} - V_{meas_i})^2}}{N} \quad (2.23)$$

2.3.2. Método.

El objetivo del método es identificar los parámetros del modelo del horno del arco eléctrico, introduciendo la naturaleza estocástica de la longitud de arco (l) que varía desde la longitud de arco de referencia (l_o) y la máxima desviación de la longitud de arco (r).

Como l tiene naturaleza estocástica, es decir, puede tener diferentes valores para cada medio ciclo en la ventana de observación, como se muestra en la figura 2.10, este método propone dividir la ventana de observación en semiciclos de 10 *ms* cada uno, para así poder obtener los parámetros de la forma de onda de voltaje medida en cada periodo de 10 *ms* por separado.

Se considera una ventana de observación a partir de la medición directa de la forma de onda de voltaje del horno de arco eléctrico, se divide la ventana en varios semiciclos consecutivos, después se realiza la función objetivo en varios ciclos consecutivos por aparte, la respuesta que se obtiene es un conjunto de parámetros estimados de ese semiciclo, después se calcula el promedio de todos estos parámetros estimados en todos los semiciclos de la ventana de observación y se obtiene un valor único para todas estas variables (A , B , C_a , C_b , D_a , D_b , l_o y r).

Capítulo 3

Resultados.

Los diagramas de barras de la figura 3.1, resultan de implementar el AED en las señales de color azul de las figuras 3.2, 3.3, 3.4, 3.5 y 3.6. Estas señales azules representan las señales reales de tensión y de corriente, señales que se utilizarán como entrada al método y a partir de las cuales se calculan los parámetros por cada medio ciclo, en total se divide la ventana de observación de las señales en 107 semi ciclos, por otra parte las señales de color verde representan las señales simuladas, estas señales se obtuvieron a partir de los parámetros calculados en SimulinkTM de MATLAB[®].

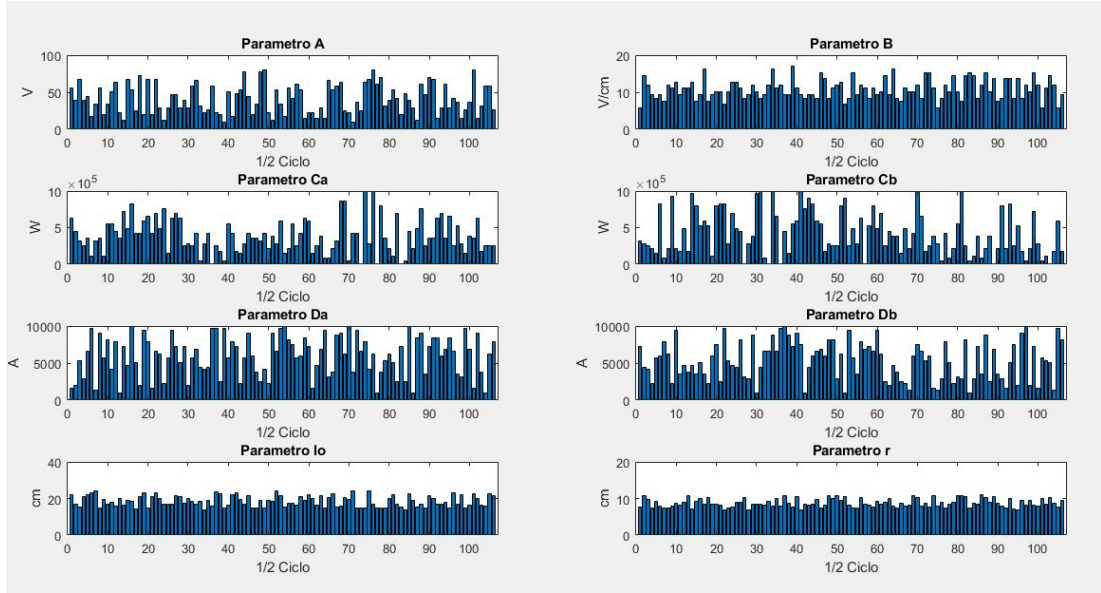


Figura 3.1: Graficos de barras de cada uno de los parámetros obtenidos durante la aplicación del método.

A partir de estos parámetros obtenidos para todos y cada uno de los 107 semi ciclos, se promedian los valores de estos parámetros y se obtienen los valores de la tabla 3.1.

Parámetro	valor
A	40.7189 [V]
B	10.8393 [V/cm]
C_a	3.8520e+05 [W]
C_b	4.1966e+05 [W]
D_a	5.9275e+03 [A]
D_b	5.2951e+03 [A]
l_0	18.5771 [cm]
r	8.7593 [cm]

Tabla 3.1: Tabla de parámetros obtenidos.

Con los valores de los parámetros de la tabla 3.1 se simuló el modelo matemático y al simularlo arrojaron las señales de color verde de las figuras 3.2, 3.3, 3.4, 3.5 y 3.6.

En la figura 3.2 se observan las formas de onda de tensión y de corriente del arco eléctrico y en la ventana de observación se pueden ver todos los ciclos, en la figura 3.3, podemos observar que son las mismas señales de tensión y corriente de arco pero con menos ciclos en su ventana de observación, la figura 3.4, también es un acercamiento a la figura 3.2, igualmente sucede con las figuras 3.5 y 3.6.

El error entre funciones reales y simuladas ε , calculado en base a 4 puntos tomados de la señal por cada medio ciclo durante 107 semi ciclos y calculado usando la función objetivo de la ecuación 2.23 da como resultado un valor de:

$$\varepsilon = 0,0018761$$

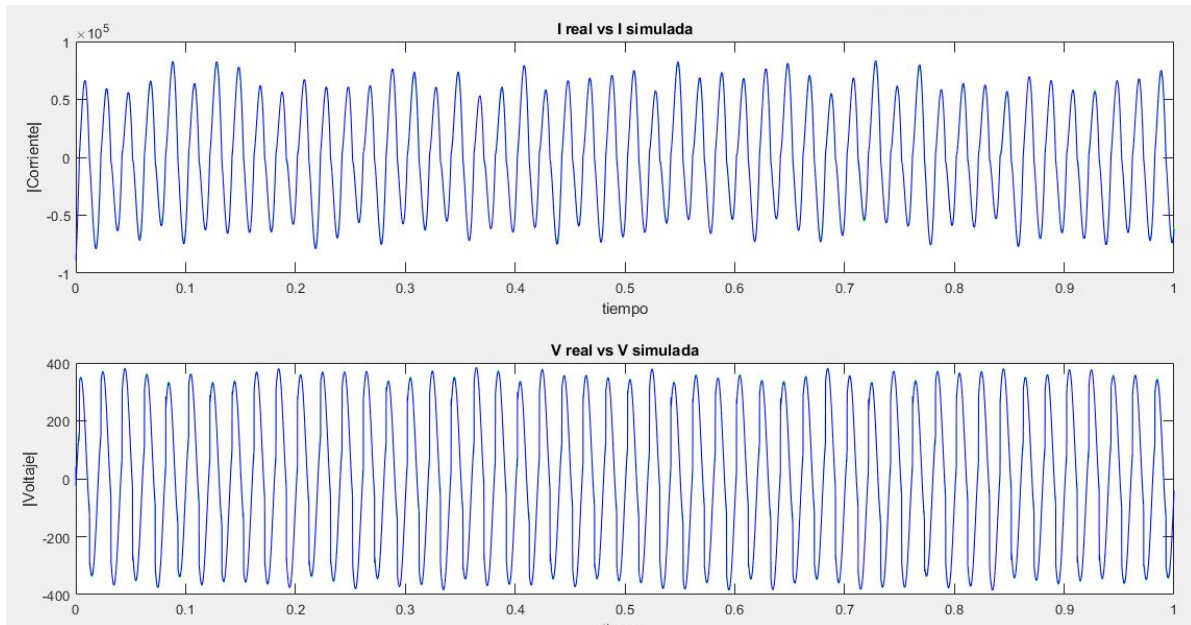


Figura 3.2: Formas de onda de tensión y corriente de arco, reales y simuladas.

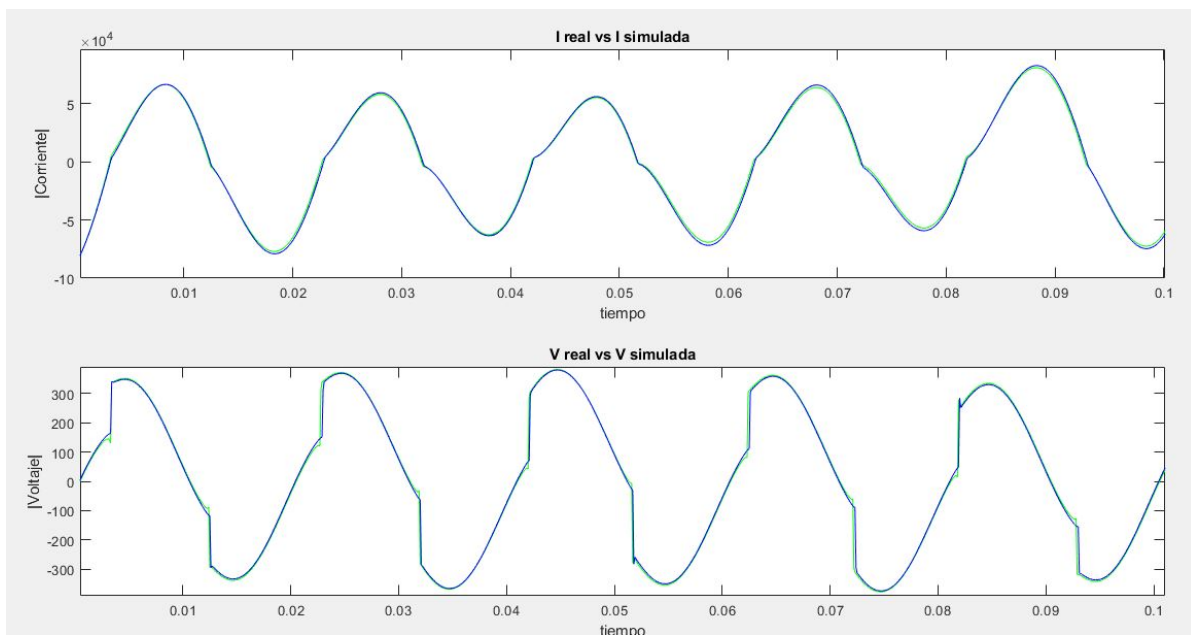


Figura 3.3: Formas de onda de tensión y corriente de arco, reales y simuladas.

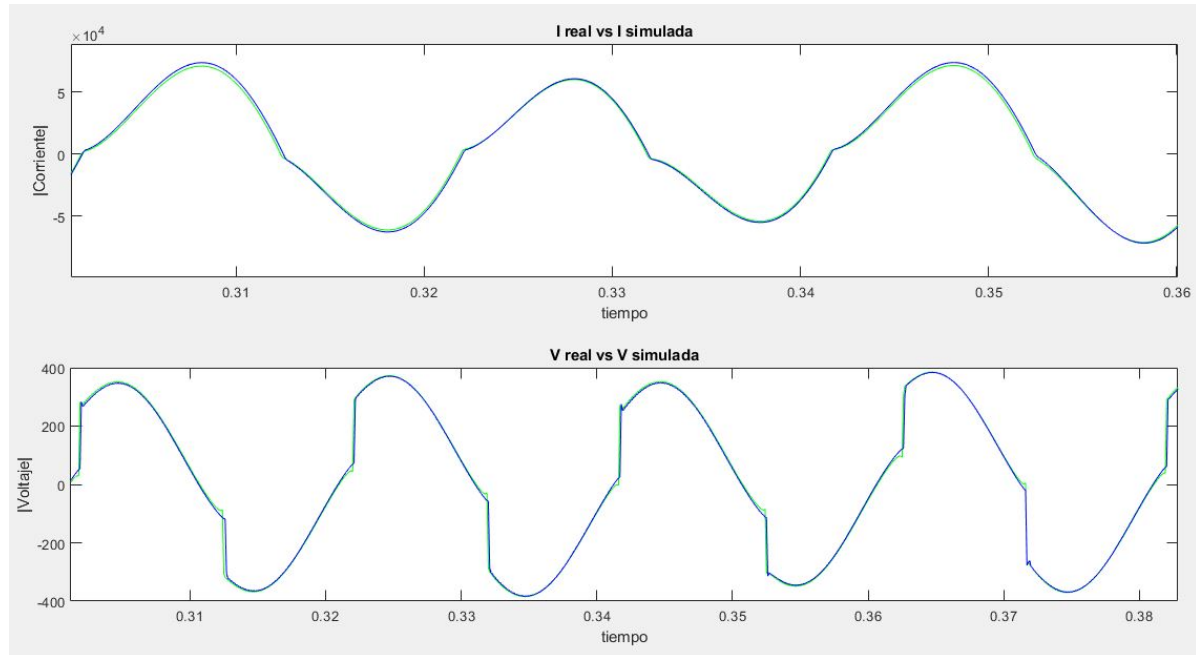


Figura 3.4: Formas de onda de tensión y corriente de arco, reales y simuladas.

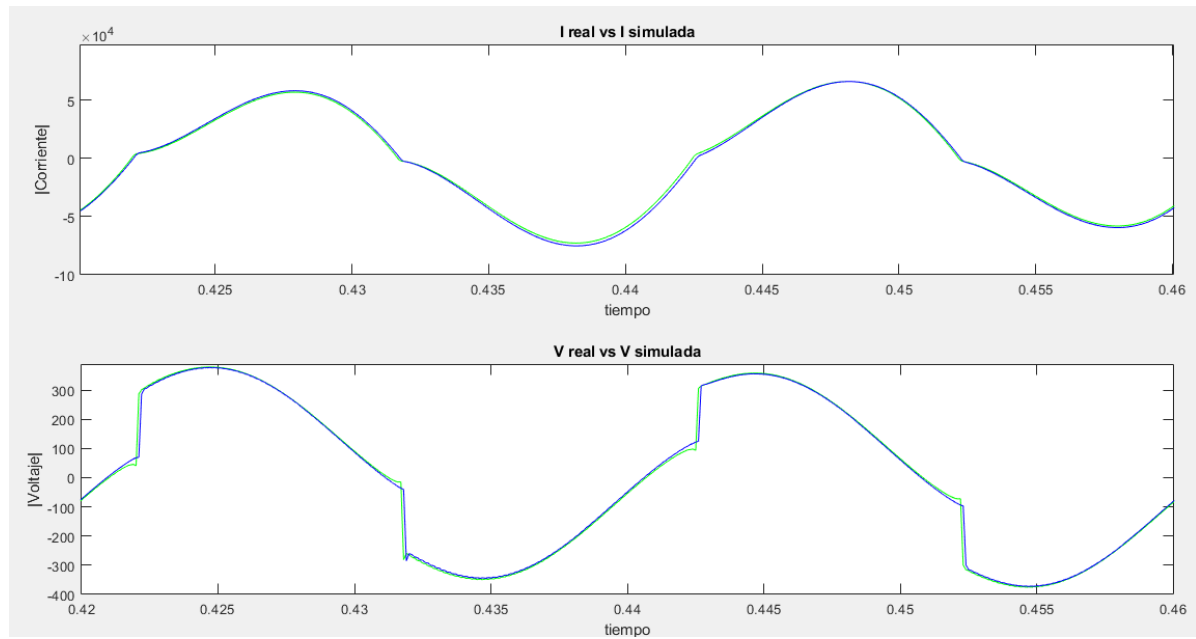


Figura 3.5: Formas de onda de tensión y corriente de arco, reales y simuladas.

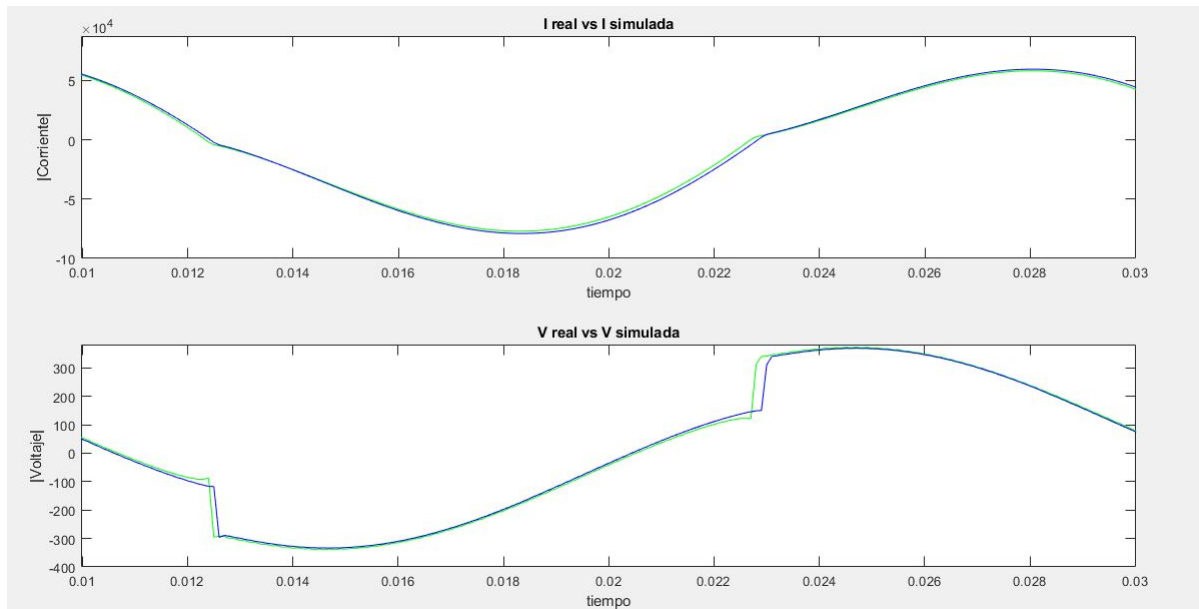


Figura 3.6: Formas de onda de tensión y corriente de arco, reales y simuladas.

Capítulo 4

Conclusiones

Se puede observar que la metodología implementada mediante la simulación en SimulinkTM de MATLAB[®] es adecuada y precisa para modelar matematicamente un horno de arco eléctrico, ya que al observar las gráficas de la señal real y de la señal simulada, las gráficas coinciden de tal forma que en momentos no se alcanzan a identificar la una de la otra, esto se ve evidenciado en el valor del error el cual da un valor bastante pequeño muy aproximado a cero.

Se pudo verificar que el error medio cuadrático que resulta de comparar la señal obtenida mediante la representación del modelo matematico y la señal real, es acertado y se encuentra entre unos rangos de tolerancia aceptables, ya que es un valor muy cercano a cero se puede concluir que el método es valido a la hora de simular el comportamiento de estos hornos de arco eléctricos.

Se recomienda que el algoritmo tenga un mayor número de iteraciones por cada medio ciclo, para así poder tener mucha mas precisión en el modelado del horno de arco eléctrico.

Se recomienda tambien aumentar el numero de puntos escogidos por cada medio ciclo, ya que esto dará mucha mas precisión a la hora de hacer el modelado del horno de arco eléctrico.

Bibliografía

- [1] H. A. B. Rosero, “Técnica de identificación de parámetros para un modelo de horno de arco eléctrico,” *trabajo de fin de grado*, UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA, 2015.
- [2] J. J. M. Durango, “Desarrollo de una metodología para reducir el efecto flicker generado por un horno de arco eléctrico,” *trabajo de fin de máster*, UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA, 2013.
- [3] Y. Wang, Z. Mao, Y. Li, and H. Tian, “Modeling and parameter identification of an electric arc for the arc furnace,” *IEEE International Conference on Automation and Logistics Qingdao*, pp. 740–743, 2008.
- [4] M. A. Álvarez López, C. A. H. Baena, and J. J. M. Durango, “Calibración de los parámetros de un modelo de horno de arco eléctrico empleando simulación y redes neuronales,” *Revista EIA Escuela de Ingeniería de Antioquia*, vol. 11, no. 22, pp. 39–50, 2014.
- [5] F. Illahi, I. El-Amin, and M. U. Mukhtiar, “The application of multiobjective optimization technique to the estimation of electric arc furnace parameters,” *IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY*, vol. 33, no. 4, pp. 1727–1734, 2018.
- [6] S. M. Mousavi, S. H. Hosseinian, H. Askarian, and N. Moaddabi, “Parameter identification of arc furnace based on stochastic nature of arc length using two-step optimization technique,” *IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY*, vol. 25, no. 4, pp. 2859–2867, 2010.
- [7] A. Cavallini, G. C. Montanari, L. Pitti, and D. Zaninelli, “Atp simulation for arc-furnace flicker investigation,” *ETEP*, vol. 5, no. 3, pp. 165–172, 1995.